

8.7 多重网格法

胡 茂 彬

<http://staff.ustc.edu.cn/~humaobin/>
humaobin@ustc.edu.cn

Motivation

- 误差的长波分量：在稠密网格上衰减慢
- 误差的短波分量：在稀疏网格上衰减慢
- 多重网格法：将迭代求解过程放置在不同尺度的网格上进行，促使不同波长误差分量能一致衰减

8.7.1 多重网格法的基本思想

- 1、迭代误差矢量的衰减过程
- 2、迭代求解的思路

一维稳态有源扩散问题为例

$$\frac{d^2 \phi}{dx^2} = f(x)$$

- 进行中心差分离散：

$$\phi_{j+1} - 2\phi_j + \phi_{j-1} = \Delta x^2 f_j$$

- GS迭代求解：

$$\phi_{j-1}^{(n+1)} - 2\phi_j^{(n+1)} + \phi_{j+1}^{(n)} = \Delta x^2 f_j$$

误差函数的演化

$$\phi_{j-1}^{(n+1)} - 2\phi_j^{(n+1)} + \phi_{j+1}^{(n)} = \Delta x^2 f_j$$

$$\phi_{j-1} = \phi_{j-1}^{(n+1)} + \varepsilon_{j-1}^{(n+1)}$$

$$\phi_j = \phi_j^{(n+1)} + \varepsilon_j^{(n+1)}$$

$$\phi_{j+1} = \phi_{j+1}^{(n)} + \varepsilon_{j+1}^{(n)}$$

- 误差函数演化符合与迭代格式类似的规律：

$$\varepsilon_{j-1}^{(n+1)} - 2\varepsilon_j^{(n+1)} + \varepsilon_{j+1}^{(n)} = 0$$

迭代误差函数分解

- 分量:

$$\varepsilon_j^{(n)} = e^{ikx_j}$$

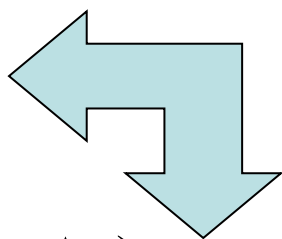
放大/衰减因子

$$\varepsilon_j^{(n+1)} = g e^{ikx_j}$$

$$\varepsilon_{j+1}^{(n)} = e^{ik(x_j + \Delta x)}$$

$$\varepsilon_{j-1}^{(n+1)} = g e^{ik(x_j - \Delta x)}$$

$$\varepsilon_{j-1}^{(n+1)} - 2\varepsilon_j^{(n+1)} + \varepsilon_{j+1}^{(n)} = 0$$



$$g e^{ik(x_j - \Delta x)} - 2g e^{ikx_j} + e^{ik(x_j + \Delta x)} = 0$$

衰减因子

$$g = \frac{e^{ik\Delta x}}{2 - e^{-ik\Delta x}} = \frac{\cos(k\Delta x) + i \sin(k\Delta x)}{2 - \cos(k\Delta x) + i \sin(k\Delta x)} = \frac{\cos \theta + i \sin \theta}{2 - \cos \theta + i \sin \theta}$$

- 辐角 $\theta = k\Delta x$

$$|g| = \left| \frac{\cos \theta + i \sin \theta}{2 - \cos \theta + i \sin \theta} \right| = \frac{1}{\left[(2 - \cos \theta)^2 + \sin^2 \theta \right]^{1/2}}$$

$$\theta = k\Delta x = 2\pi\Delta x / \lambda$$

- 辐角: $\theta = \pi / 10, \pi / 2, \pi$
- 衰减因子: $|g| = 0.914, 1 / \sqrt{5}, 1 / 3$
- 5次迭代: $(|g|)^5 \approx 6.4 \times 10^{-1}, 1.8 \times 10^{-2}, 4.1 \times 10^{-3}$

$$\theta = k\Delta x = 2\pi\Delta x / \lambda$$

- 高频分量(波长较短), 衰减较快
- 低频分量(波长较长), 衰减很慢

多重网格法

- 先在**细网格**上迭代，把**短波分量**衰减掉
- 转到**较粗网格**上迭代，把**次短波分量**衰减掉，以此类推
- 再由**粗网格**依次返回到**各级细网格**上计算

8.7.2 多重网格法的实施

两种不同的求解方法

- 1 修正法(Correction Scheme): 在最细网格上求解未知量 X 自身, 其它网格上求解未知量的迭代误差量(修正量) → 线性方程组
- 2 完全逼近方式(Full Approximation Scheme — FAS): 在不同疏密程度的网格上所计算和传递的都是未知量本身 → 非线性方程组

网格间的数据传递

- 限定：从密网格到疏网格的数值传递

$$\mathbf{I}_k^{k-1}$$

- 延拓(插值)：从疏网格到密网格的数值传递

$$\mathbf{I}_{k-1}^k$$

1 修正值法(Correction Scheme)

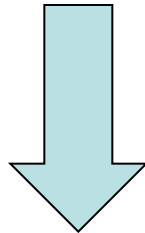
- 在最密网格上的迭代余量: $\mathbf{r}^k = \mathbf{b}^k - \mathbf{A}^k \overline{\mathbf{X}}^k$
- 该网格上的迭代误差: $\boldsymbol{\varepsilon}^k = \mathbf{X}^k - \overline{\mathbf{X}}^k$
- 准确解满足:

$$0 = \mathbf{b}^k - \mathbf{A}^k \mathbf{X}^k$$

线性方程的情况

- 系数矩阵**A**恒定不变:

$$\underbrace{A^k X^k}_{=b} - A^k \overline{X}^k = A^k (X^k - \overline{X}^k) = A^k \boldsymbol{\varepsilon}^k$$



$$A^k \boldsymbol{\varepsilon}^k = \boldsymbol{r}^k$$

转入粗网格

$$A^k \boldsymbol{\varepsilon}^k = \mathbf{r}^k$$

转入k-1重网格

$$A^{k-1} \boldsymbol{\varepsilon}^{k-1} = \mathbf{I}_k^{k-1} \mathbf{r}^k$$

求出余量

$$\mathbf{r}^{k-1} = \mathbf{I}_k^{k-1} \mathbf{r}^k - A^{k-1} \boldsymbol{\varepsilon}^{k-1}$$

再转入k-2重网格

$$A^{k-2} \boldsymbol{\varepsilon}^{k-2} = \mathbf{I}_{k-1}^{k-2} \mathbf{r}^{k-1}$$

求解结果传回细网格

$$\overline{\mathbf{X}}_{new}^k = \overline{\mathbf{X}}_{old}^k + \mathbf{I}_{k-1}^k \boldsymbol{\varepsilon}^{k-1}$$

粗网格计算误差

细网格原计算值

延拓！

2 完全逼近方法

- 在 $k-1$ 重网格上仍然求解函数 X 本身
- 方程为：

限定算子

$$A^{k-1} \overline{X}^{k-1} = b^{k-1} + I_k^{k-1} (b^k - A^k \overline{X}^k)$$

细网格方程余量

关键：此两系数
矩阵不同！

改进细网格上的解

$$\overline{\mathbf{X}}_{new}^k = \overline{\mathbf{X}}_{old}^k + \mathbf{I}_{k-1}^k \left(\underbrace{\overline{\mathbf{X}}^{k-1} - \mathbf{I}_k^{k-1} \overline{\mathbf{X}}_{old}^k}_{\text{粗细网格解之差异}} \right)$$

粗网格解

细网格解

粗细网格解之差异

延拓算子！

限定算子！

确定限定算子(细→粗)

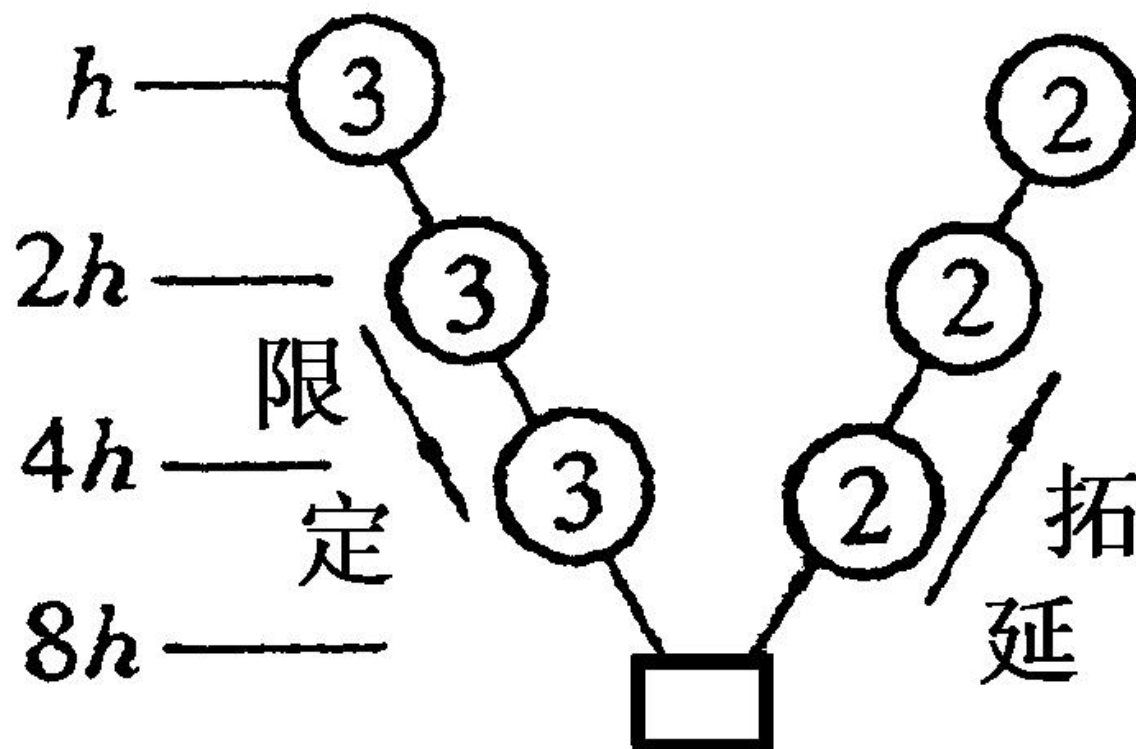
- 直接引入:
密网格上的值 → 疏网格对应位置
- 就近平均:
取附近密网格节点的值作平均

确定延拓算子(粗 \rightarrow 细)

- 双线性插值:

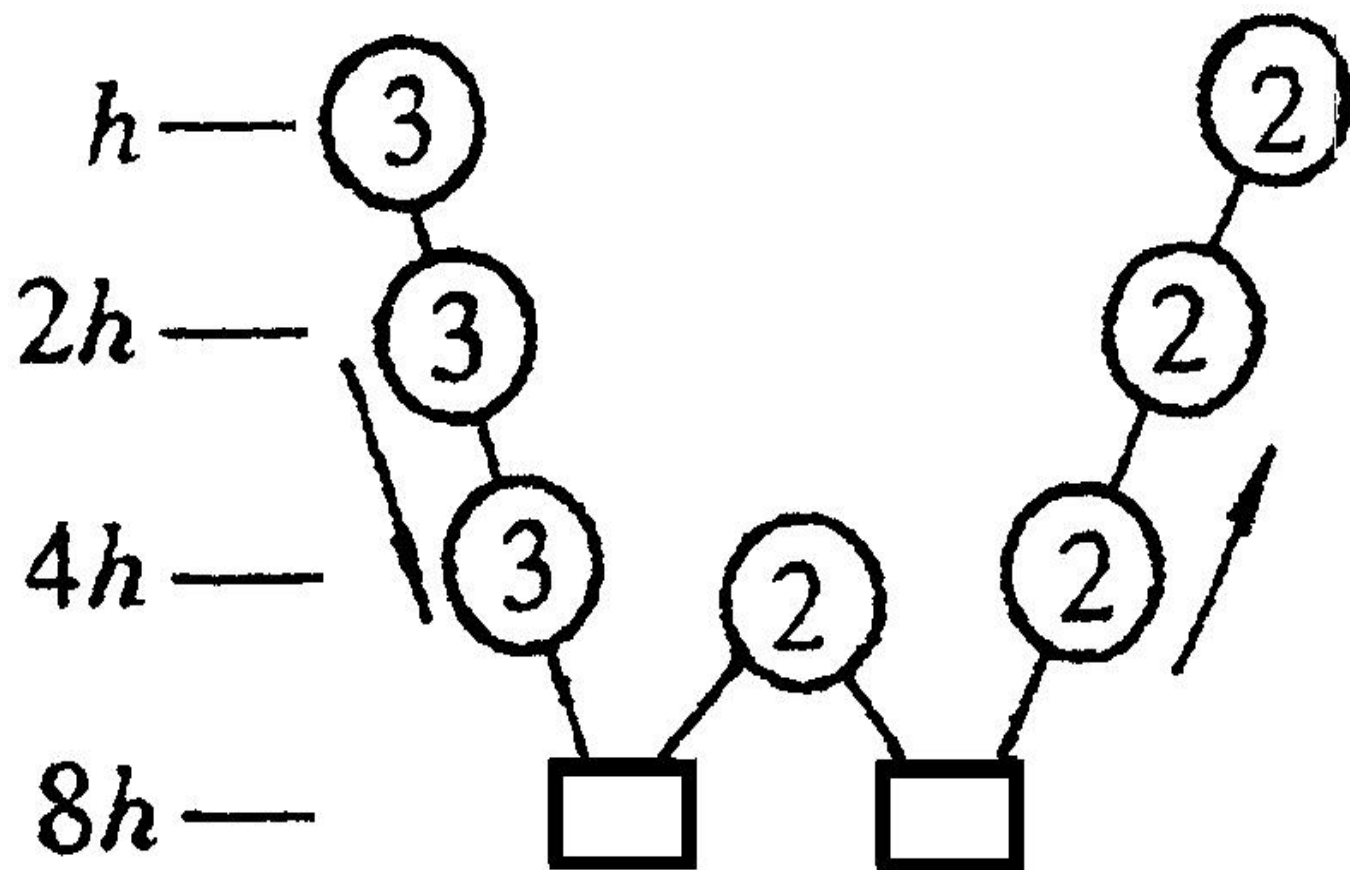
- 双二次插值:

4. 不同网格间的迭代循环方式



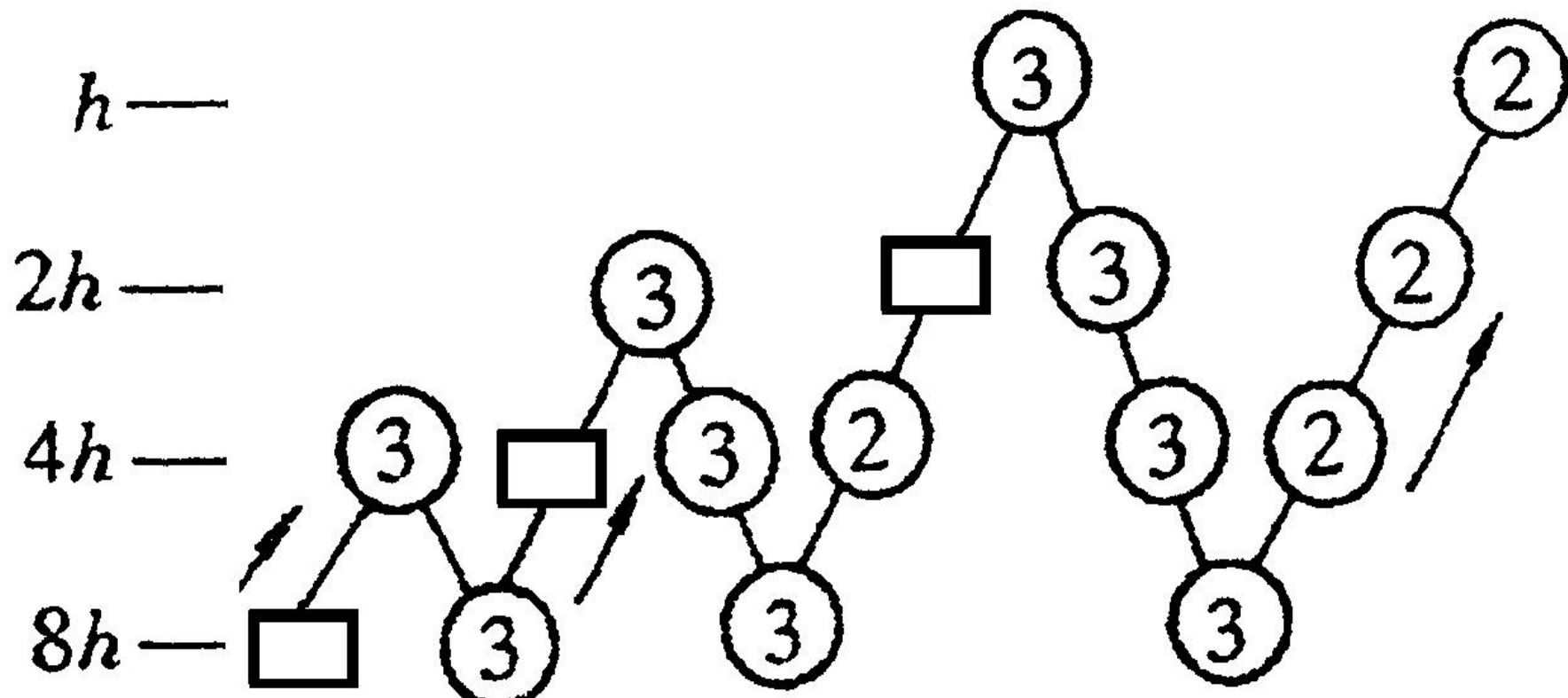
- V型循环：最常用的形式

W型循环



能更有效衰减长波分量误差

Full MultiGrid (FMG) 循环



从最疏网格开始，容易提供一个好的初场

